

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ В СИСТЕМАХ ОХРАНЫ ПЕРИМЕТРА

*Аннотация.* Рассмотрены принципы построения систем охраны периметра и обработки сигналов с выдачей сигнала тревоги в случае вторжения нарушителя. В системах, построенных с применением нейросетевых алгоритмов, становится возможным определять не только факт нарушения периметральной границы объекта, но и классифицировать нарушителя при минимальном уровне ложных срабатываний.

*Ключевые слова:* охрана периметра, объект, нейронная сеть, обнаружение, классификация, нарушитель.

*Abstract.* The article considers the principles of construction of systems of perimeter protection and signal processing that trigger an alarm in case of intrusion of the offender. In the systems, built by using neural network algorithms, it is possible to determine the fact of violations of the border perimeter of an object, as well as to classify the offender at the minimum level of false positives.

*Key words:* protection of the object perimeter, neural network, detection, classification, violator.

### Введение

В настоящее время из-за роста масштабов криминально-террористических угроз правительством Российской Федерации принимаются меры по усилению охраны территорий важных и особо важных объектов, в том числе и государственной границы. Эти меры, в конечном счете, направлены на ужесточение требований, предъявляемых к системам охраны периметра, которые призваны обеспечить безопасность охраняемого объекта. Системы охранной сигнализации предназначены для обнаружения вторжения нарушителей. Они, как правило, стационарно располагаются по периметру охраняемого объекта и обеспечивают «раннюю» выработку сигнала тревоги, необходимую для своевременной и эффективной реакции сил охраны на вторжение [1].

Практически все современные охранные системы, вне зависимости от физического принципа действия, основываются на одном общем подходе. Блок обработки сигнала определяет текущий уровень сигнала, генерируемого датчиком, и отслеживает изменения этого уровня. Если сигнал окажется выше или ниже установленных порогов, то процессор генерирует сигнал тревоги, который, вероятно, вызван появлением нарушителя на охраняемом периметре.

В реальных условиях работа системы охраны периметра сопровождается влиянием помех, вызванных природно-климатическими или промышленными факторами. Наличие шумов и помех приводит к флуктуациям «базового» уровня сигнала и маскирует полезный сигнал, создаваемый реальным нарушителем, это увеличивает количество ошибок первого и второго рода.

Если говорить о методах уменьшения влияния помеховых факторов, то все они сводятся к трем: качественный монтаж, регулярные технические осмотры и применение алгоритмических методов (фильтрация сигналов).

Нейронные сети – это адаптивные системы для обработки и анализа данных, которые представляют собой математическую структуру, имитирующую некоторые аспекты работы человеческого мозга и демонстрирующие такие его возможности, как способность к неформальному обучению, способность к обобщению и кластеризации неклассифицированной информации, способность самостоятельно строить прогнозы на основе уже предъявленных временных рядов. Возможность обучения является одним из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также выполнять обобщения. Это означает, что в случае успешного обучения сеть сможет создать верный результат на основании данных, которые или отсутствовали в обучающей выборке, или были неполными, зашумленными и частично искаженными. Главным их отличием от других методов является то, что нейросети в принципе не нуждаются в заранее известной модели, а строят ее сами только на основе предъявляемой информации. Именно поэтому нейронные сети и генетические алгоритмы вошли в практику всюду, где нужно решать задачи прогнозирования, классификации, управления, иными словами, в области человеческой деятельности, где есть плохо алгоритмизуемые задачи, для решения которых необходимы либо постоянная работа группы квалифицированных экспертов, либо адаптивные системы автоматизации, каковыми и являются нейронные сети.

### **1. Типовая структура блока обработки сигналов с использованием нейросетевого анализатора**

Рассмотрим алгоритм обнаружения нарушителя, который включает в себя регистрацию данных и их обработку с выработкой сигнала тревоги в случае проникновения нарушителя на охраняемую территорию.

Сигнал с датчика поступает в блок обработки сигналов (БОС). Обработка исходного сигнала в общем случае состоит из нескольких этапов. Типовая схема блока обработки сигналов с применением нейросетевого анализатора приведена на рис. 1. Схема, как правило, включает адаптивный к сигналу фильтр, блок цифровой обработки (DSP – digital signal processor), а нейросетевой анализатор – это блок принятия решения (вторжение и его тип).

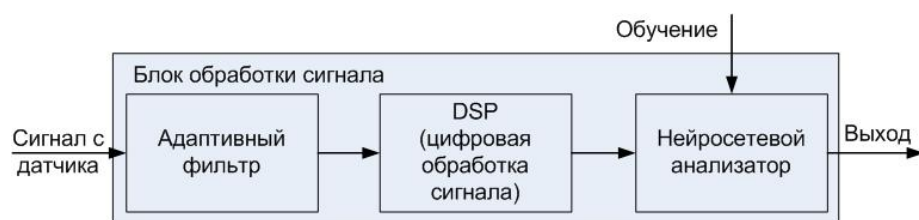


Рис. 1. Схема блока обработки сигналов

### **2. Универсальная модель для сейсмических сигналов и вибрационных процессов. Выбор метода обработки**

Сейсмические сигналы и вибрационные процессы могут быть описаны универсальной моделью: процесс представляет собой комбинацию узкопо-

лосных составляющих аддитивно смешанных с широкополосным шумом. Параметры составляющих полностью характеризуют процесс. При изменении сигнала меняются амплитуды (мощности) и частоты составляющих, а также их количество.

Для выделения узкополосных составляющих возможными алгоритмами обработки сигнала на первом этапе могут быть: метод разложения на эмпирические моды (Empirical mode decomposition, или EMD) или более простой метод экстремальной фильтрации, дающий близкие результаты [2]. Метод разложения на эмпирические моды включает выделение экстремумов сигнала, построение огибающих, вычисление среднего, извлечения деталей, применение процедуры к остаткам. Метод экстремальной фильтрации включает выделение экстремумов сигнала, разделение на знакопеременные составляющие экстремальным фильтром, вычисление параметров этих составляющих (например, средней частоты и дисперсии в скользящем окне), применение процедуры к остаткам, образующимся при удалении очередной знакопеременной составляющей.

Сами составляющие и (или) их параметры позволяют судить о процессе, получить оценки спектральных характеристик, выделить свободные и вынужденные колебания, сформировать диагностические признаки, существенно упростить параметрический анализ и уменьшить его трудоемкость, применяя его не непосредственно к сигналу, а к выделенным составляющим.

С учетом временных ограничений для выделения информативных составляющих и принятия решения предпочтение отдано более быстродействующему методу экстремальной фильтрации. Упрощение алгоритма и снижение трудоемкости достигается за счет отсутствия в алгоритме сплайн-интерполяции при выделении огибающих сигнала и упрощенного вычисления текущего значения частоты по расстоянию между экстремумами.

### 3. Фильтрация и формирование диагностических признаков

Рассмотрим метод экстремальной фильтрации более подробно.

Знакопеременную составляющую можно выделить путем центрирования относительно скользящего среднего. Наиболее простым является метод, в котором используются лишь экстремальные значения  $x_{\varepsilon i}$ , где  $i = 1, 2, \dots, m$ . Сглаживание производится оператором вида

$$x_{ci} = 0,25x_{\varepsilon i-1} + 0,5x_{\varepsilon i} + 0,25x_{\varepsilon i+1}, \quad (1)$$

который соответствует пропусканию данных через цифровой фильтр нижних частот.

Первая, высокочастотная, составляющая определяется из соотношения

$$x_{pi} = x_{\varepsilon i} - x_{ci}. \quad (2)$$

Составляющая может быть выделена непосредственно из экстремумов следующим образом:

$$x_{pi} = -0,25x_{\varepsilon i-1} + 0,5x_{\varepsilon i} - 0,25x_{\varepsilon i+1}. \quad (3)$$

Далее преобразования вида (1), (3) повторяются над составляющей  $x_{pi}$ .

Затем происходит вычисление параметров для всех составляющих  $p$  (амплитуды  $A_i$ , частоты  $f_i = \frac{n_i}{2\Delta t N} = \frac{n_i}{2T}$ ,  $i = 1, \dots, p$ ), которые позволяют сформировать первичные диагностические признаки.

Рассмотрим предложенный подход к экспресс-анализу вибросигналов в системах охранной сигнализации. Основные принципы экспресс-анализа изложены в работах [3, 4].

На рис. 2 показан сигнал на выходе вибродатчика, а на рис. 3 – выделенные знакопеременные составляющие, представленные своими экстремумами для одного из анализируемых участков.

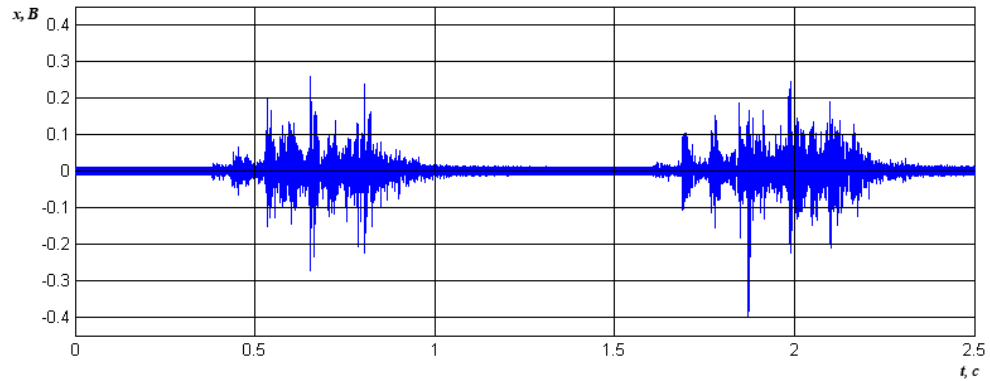


Рис. 2. Сигнал с датчика

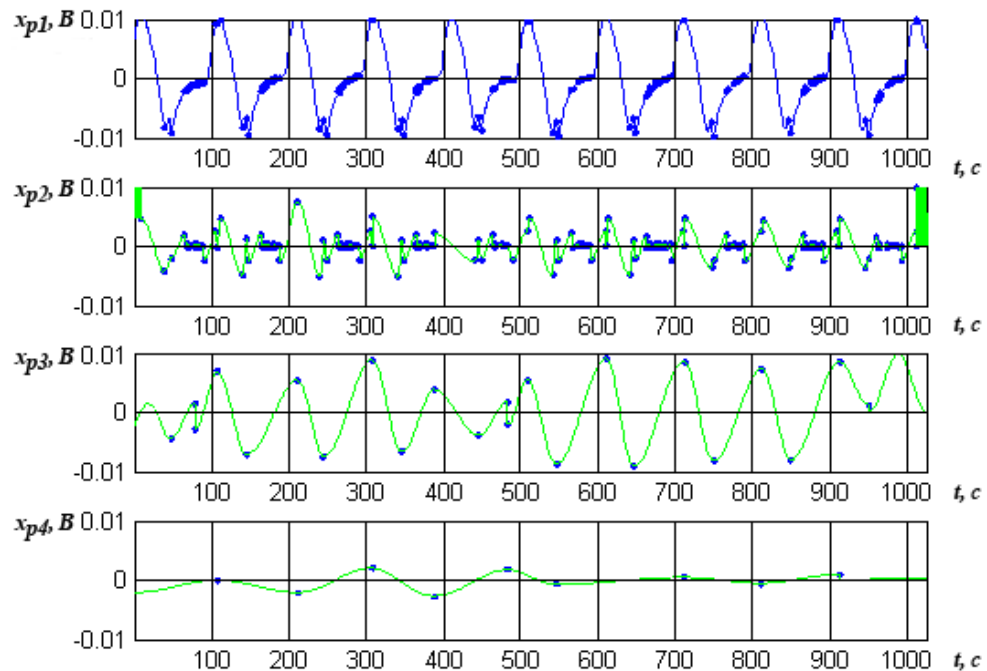


Рис. 3. Знакопеременные составляющие одного из участков анализа

При переходе от сейсмшума к сигналу, генерируемому при вторжении в зону ответственности, существенно меняется частота составляющих и их амплитуды (и, соответственно, мощности). Это иллюстрирует рис. 4, где на верхнем графике показан сигнал, а на втором и третьем – частоты  $f_i$  и амплитуды  $A_i$  выделенных составляющих в скользящем окне, привязанном к началу интервала анализа. Здесь  $i = 1...p$ , а  $p$  – количество выделенных составляющих. Видно, что при обнаружении наблюдается уменьшение частоты (высоко-частотные шумы маскируются более мощным сигналом) и увеличение амплитуды.

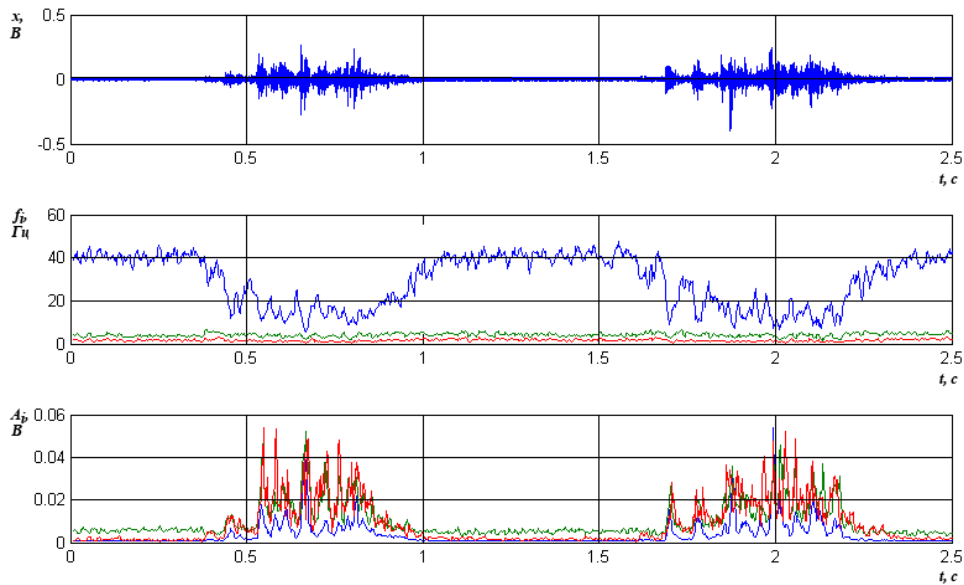


Рис. 4. Сигнал  $x$  и параметры составляющих:  $f_i$ ,  $A_i$ ,  $i = 1...p$

Совокупность  $A_i$  и  $f_i$  образует время-частотное распределение сигнала.

При приближении объекта к датчику увеличивается соотношение сигнал/шум, и частотные свойства регистрируемого сигнала будут определяться возмущением – амплитуда выделяемых составляющих увеличивается, а частота, наоборот, уменьшается. Следовательно, можно установить разделяющую границу частот шум-сигнал.

Вероятно, возможна и обратная ситуация, когда шуму будет соответствовать низкочастотная область. В этом случае сигналу будут соответствовать более высокочастотные сигналы с большими амплитудами.

Известно, что амплитуда является косвенным признаком в задаче обнаружения, так как она сильно зависит от расстояния до объекта. Поэтому предложено сформировать диагностический признак для разделения сигнал/шум в виде отношения  $A_i / f_i$ . Этот диагностический признак более контрастно разделяет классы.

Известно, что экстремумы сигнала несут информацию о самой высокочастотной узкополосной составляющей. Если удалить (отфильтровать) из сигнала эту составляющую, то получим сглаженную кривую, экстремумы

которой несут информацию о следующей узкополосной составляющей. Процедуру можно выполнять до тех пор, пока не будет получена последовательность со знакопеременными экстремумами – самая низкочастотная узкополосная составляющая. Таким образом, возможно осуществление алгоритма адаптивной фильтрации.

#### 4. Обнаружение и классификация с помощью нейронной сети

Для отделения сигналов, создаваемых нарушителем от шумов и помех, на третьей и заключительной части обработки в БОС выполняется анализ данных, основанный на принципе нейронной сети. Применение нейронной сети обеспечивает высокую надежность обнаружения при низком уровне ложных срабатываний.

Среди всего множества нейросетевых архитектур можно выделить базовую архитектуру – многослойные сети (рис. 5).

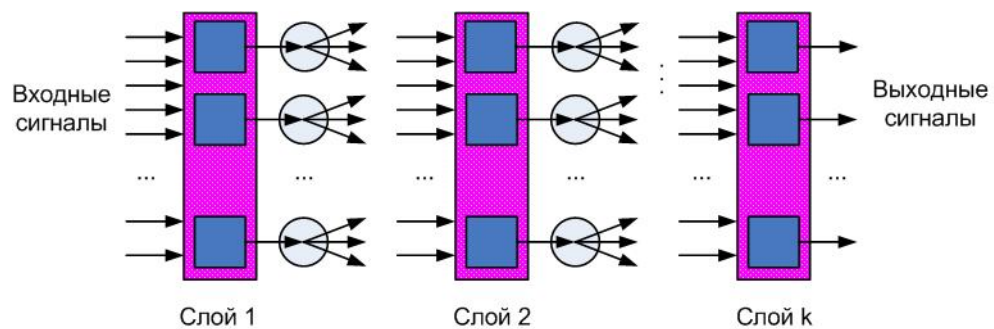


Рис. 5. Многослойная нейронная сеть

В данной архитектуре нейроны расположены в несколько слоев. Нейроны первого слоя получают входные сигналы, преобразуют их и через точки ветвления передают нейронам второго слоя. Далее срабатывает второй слой и т.д. до  $k$ -го слоя, который выдает выходные сигналы. Если не оговорено противное, то каждый выходной сигнал  $i$ -го слоя подается на вход всех нейронов  $(i + 1)$ -го (полносвязные сети). Как правило, число нейронов в каждом слое может быть любым и никак заранее не связано с количеством нейронов в других слоях. Особое распространение получили трехслойные сети, в которых каждый слой имеет свое наименование: первый – входной, второй – скрытый, третий – выходной.

Для работы нейронной сети требуется ее предварительно обучить. Алгоритм обучения нейронной сети заключается в том, что выход последнего слоя нейронов сравнивается с образцом обучения, и из разницы между желаемым и действительным делается вывод о том, каковы должны быть связи нейронов последнего слоя с предыдущим. Затем подобная операция производится с нейронами предпоследнего слоя. В итоге по нейросети от выхода к входу составляется таблица изменения весов связей. Нейронная сеть, в общем виде, обладает двумя отличительными свойствами: способностью к обучению на некотором множестве примеров и стабильно распознавать (прогнозировать) новые ситуации с высокой степенью точности, причем в условиях сильных внешних помех, таких как появление противоречивых или неполных

значений. Обучение системы сводится к работе алгоритма подбора весовых коэффициентов, который действует без непосредственного участия оператора.

Обучение предполагает регистрацию исходных сигналов от датчиков, установленных на периметре. Уникальные образы или параметры различных событий проходят процедуру идентификации с помощью многопараметрического анализа, учитывающего пересечение пороговых уровней, временные и частотные свойства сигналов, частоты гармоник и т.п. Эти образы сигналов могут быть позже использованы для разработки алгоритмов классификации тревожных и нетревожных сигналов в реальном времени с помощью нейронных сетей. Обучение охранной системы выполняется как часть общей настройки системы – путем добавления в базу данных образов сигналов, которые являются результатом воздействия шумовых факторов и характерных откликов конкретной ограды.

Авторы имеют опыт использования многослойных сетей.

Преимущество радиально-базисной сети в том, что ее структура формируется автоматически. Наиболее подходящей нейросетью применительно к системам охраны периметра является радиально-базисная сеть с нулевой ошибкой. В отличие от большинства других многослойных сетей, радиально-базисная не имеет патологий сходимости, архитектура проста и построена на прямых связях.

### **5. Применение нейросетевых алгоритмов на массивах экспериментальных данных**

Итак, на рис. 6 представлено обучение с помощью радиально-базисной сети с нулевой ошибкой. Первый график – желаемый выход сети (обнаружение); второй график – амплитуда сигнала в системе вибрационной защиты; третий график – зафиксированный факт нарушения периметра охраняемого объекта. Данная сеть обучалась на сигнале «перекус сетчатого полотна». Тестирование на другом виде воздействия («перелаз через ограждение») показало правильное срабатывание обнаружителя.

Для систем сейсмических наблюдений использовались многослойные сети (*newff*): первая сеть, на вход которой подавались предыдущие и текущие значения диагностического признака  $A_i / f_i$  и текущей частоты  $f_i$ , выполняла обнаружение, а вторая анализировала результат срабатывания первой сети на предыдущих интервалах. Для обнаружения транспортных средств анализ проводится скользящим окном длительностью 3 с, а сигнал тревоги формируется через каждую секунду.

На основе метода может быть построен и классификатор «человек – группа людей». При обнаружении техники идет разделение сигналов на два класса – «сигнал – фон». При движении человека или группы людей идет постоянное чередование фона и сигнала, причем при проходе одного человека и проходе группы людей это чередование разное: при проходе одного человека ритм более четкий, а при проходе группы – чередование носит более хаотичный характер.

Еще один «умный» обнаружитель может быть построен на основе нечеткой логики. Преимущество такого обнаружителя в том, что принцип работы сети отражает бесспорный факт – разделяемые классы являются пересе-

кающимися («слабый» сигнал мало отличается от фона, медленно движущаяся машина и быстро идущая группа людей имеют сходные спектры и т.д.). Если, например, нужно обнаруживать только транспорт и не реагировать на пешеходов-нарушителей, то можно соответствующим образом обучить сеть Сугено. Для обучения использовались данные – комбинация фона, проходов и проездов. Желаемый выход формировался следующим образом: выход сети «0», если на входе наблюдается фон или регистрируется проход группы людей (человека); выход сети «1» при проезде машины.

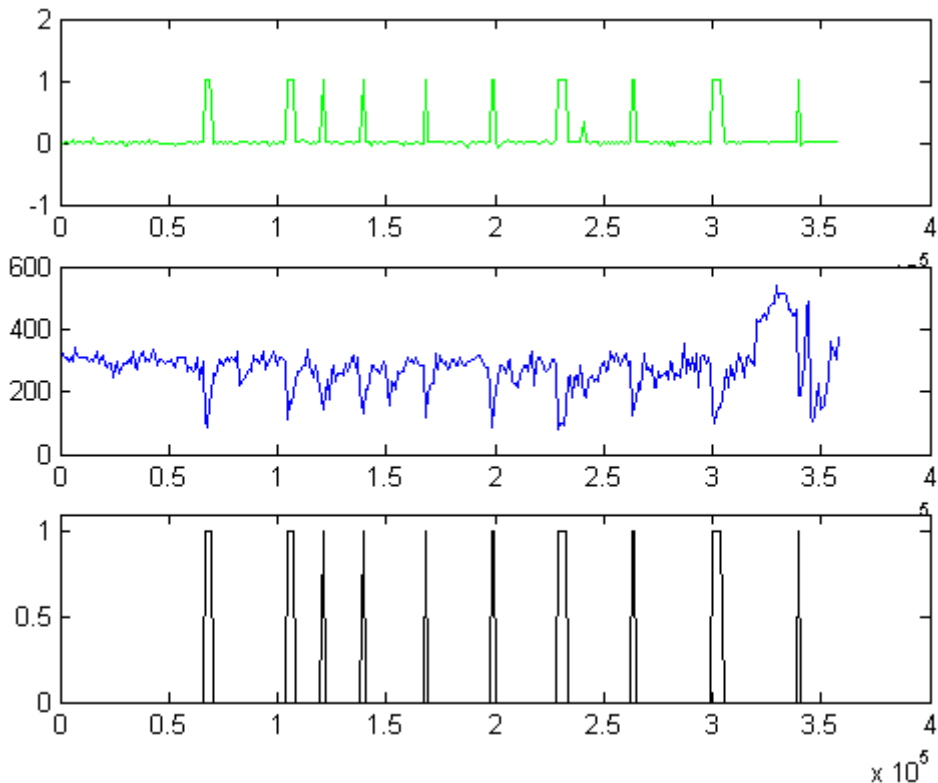


Рис. 6. Срабатывание радиально-базисной сети с нулевой ошибкой

Для создания, обучения и тестирования сети использовался редактор Anfisedit среды Matlab. Структура сети: четыре входа, один выход, количество функций принадлежности – 5 на каждый вход, тип функции принадлежности *psigmf*. На вход сети подаются параметры высокочастотной составляющей – средняя, минимальная, максимальная частоты и нормированный по среднеквадратичному отклонению размах амплитуд на 3-секундном интервале наблюдения.

Для данных «проезд автомобиля, бег группы, проезд автомобиля» на рис. 7 показано обнаружение транспорта. При этом выход сети – «1».

### **Заключение**

В системах охранной сигнализации нейронная сеть представляет собой вычислительную систему, алгоритм решения задач в которой представлен



в виде сети пороговых элементов с динамически перестраиваемыми коэффициентами и алгоритмами настройки, независимыми от размерности сети пороговых элементов и их входного пространства. Внедрение нейросетевых структур в алгоритмы БОС позволяет приблизиться к разработке охранных систем с искусственным интеллектом, повысить помехозащищенность системы охраны периметров в целом. Повышается как средняя наработка на ложную тревогу, так и вероятность обнаружения с последующей классификацией типа нарушителя. Охранная система с искусственным интеллектом выполняет задачу обнаружения и распознавания автоматически, учитывая при анализе все характеристики исходного сигнала. Процесс обработки происходит значительно быстрее и дает более достоверный результат. Использование интеллектуальных систем охраны периметра не требует вмешательства оператора для анализа тревожных сигналов и определения признаков реального вторжения или ложной тревоги. Они способны выдать информацию типа да/нет, а также определить тип события – перелаз через ограду, перекус сетчатого полотна заграждения, порыв ветра и т.п. В системах сейсмических наблюдений выполняются распознавание вторжения в зону ответственности, а также определяется тип нарушителя. В результате система сама принимает решение – является данный сигнал свидетельством реальной тревоги или помехи.

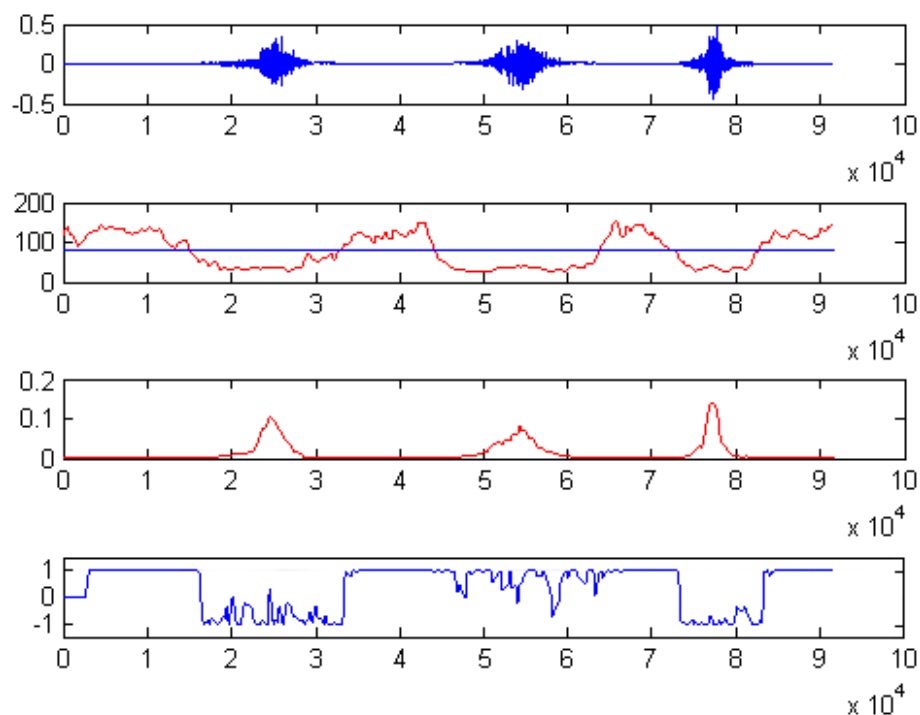


Рис. 7. Обнаружение техники

Формирование системы признаков – параметров знакопеременных составляющих, выделенных из наблюдаемого сигнала экстремальным фильтром, позволяет решить задачу обнаружения и классификации с помощью нейронных сетей.

**Список литературы**

1. **Иванов, И. В.** Охрана периметров – 2 / И. В. Иванов. – М. : Паритет Граф, 2000. – 196 с.
2. **Мясникова, Н. В.** Экстремальная фильтрация и ее приложения / Н. В. Мясникова, М. П. Берестень // Датчики и системы. – 2004. – № 4. – С. 8–11.
3. **Мясникова, Н. В.** Обнаружение и классификация нарушителя на особо важных объектах охраны / Н. В. Мясникова, А. Ю. Зенов, Е. И. Иванова // Проблемы автоматизации и управления в технических системах : тр. Междунар. науч.-техн. конф. – Пенза: Изд-во ПГУ, 2011.
4. **Мясникова, Н. В.** Теоретические основы экспресс-анализа / Н. В. Мясникова, М. П. Берестень // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2006. – № 6. С.117–123.

---

**Зенов Андрей Юрьевич**

аспирант, Пензенский  
государственный университет

E-mail: avitel@pnzgu.ru

**Zenov Andrey Yuryevich**

Postgraduate student,  
Penza State University

**Мясникова Нина Владимировна**

доктор технических наук, профессор,  
кафедра автоматики и телемеханики,  
Пензенский государственный  
университет

E-mail: avitel@pnzgu.ru

**Myasnikova Nina Vladimirovna**

Doctor of engineering sciences, professor,  
sub-department of automation and remote  
control, Penza State University

---

УДК 681.3.01

**Зенов, А. Ю.**

**Применение нейросетевых алгоритмов в системах охраны периметра** / А. Ю. Зенов, Н. В. Мясникова // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2012. – № 3 (23). – С. 15–24.